

味覚センサの出力データに基づく原料・ブレンド比の最適化

非会員 佐藤 雅子* 非会員 佐藤 仁樹** 正員 池崎 秀和*

Optimization of Food Ingredients and their Blend Ratios Based on Taste Sensor Output

Masako Satoh*, Non-member, Hideki Satoh**, Non-member, Hidekazu Ikezaki*, Member

(2014年5月23日受付, 2014年10月14日再受付)

Food ingredients' tastes were measured by a taste sensor and a optimization problem for food ingredients and their blend ratios was solved using a genetic algorithm(GA) to fit the food taste vector to a target taste one. First, the tastes of food ingredients were measured by a taste sensor. Next, chromosomes used by GA were set using genes defined by the serial numbers on the ingredients. Third, the problem was reduced to blend ratio optimization problems for the ingredients with the serial numbers given by the chromosomes, and the reduced problems were solved to fit the food taste vector to a target taste one. Using the fitness function of the chromosome defined by the taste error of the reduced problem, the chromosomes were improved using GA. Approximate sparse solutions of the taste optimization problem for more than thousand food ingredients were thus derived. Using this algorithm, optimum food ingredients and their blend ratios were obtained for a target taste vector.

キーワード: 味覚センサ, 食品, 原料, ブレンド比, 遺伝的アルゴリズム, 最適化

Keywords: taste sensor, food, ingredient, blend ratio, genetic algorithm, optimization

1. はじめに

食品業界では、コンビニエンスストアや食品スーパー等における小売の競争の激化により、PB（プライベートブランド）商品や特注品の開発が加速している。このPB商品の開発では、NB（ナショナルブランド）品の開発と異なり、多様な消費者のニーズにきめ細かく対応することが商品価値を高める上で不可欠となっている。これは、小売り業者から求められる味の仕様が多種多様であることを意味する。食品メーカーではPB商品の開発のために、まず、顧客の要望を聞き、要望に基づき試作品を製造し、それを顧客が評価する。その結果を基に、試作と評価を繰り返して製品の仕様を決定する。顧客の味に対する要望は多様かつ感覚的であり、要望を明確にできない場合が多い。そのため、製

品化までには試行錯誤を繰り返さなければならない。一方で、コストダウンは切実な問題であり、高価な原料の利用や製品に用いられる原料数は制限される。現在、PB商品の開発はこのような制約の下で感覚を頼りに行われているため、製品の味、製品の製造コスト、および開発コストの最適化は困難である。

この問題を解決するために、(株)インテリジェントセンサーテクノロジーにより味覚センサが開発された。味覚センサにより、対象となる製品の甘味、塩味などの味の強さを数値（味データ）として客観的に表現できる。また、その精度および再現性は非常に高い⁽¹⁾⁽²⁾。そのため、現在、味覚センサは、食品、飲料、医薬品などの様々な分野で、研究はもとより、マーケティング、商品開発、営業、および品質保証のために幅広く活用されている⁽³⁾。例えば、味覚センサにより測定されたコーヒー豆の味データが、インスタントコーヒーやレギュラーコーヒーの開発に用いられている⁽⁴⁾。まず、市場調査を行い新しく開発するコーヒーの味の強さの目標値を決定する。次に、使用可能な原料から十数種類の原料を選定し、味覚センサにより測定された味データを基に原料をブレンドする。

使用する原料およびブレンド比を決定する問題は、味とコストに対して使用する原料とブレンド比を最適化する問題である。ブレンド比最適化問題は、ブレンド比と味の強

* (株)インテリジェントセンサーテクノロジー
〒243-0032 神奈川県厚木市恩名5-1-1
Intelligent Sensor Technology, Inc.
5-1-1, Onna, Atsugi, Kanagawa 243-0032, Japan

** 公立はこだて未来大学 システム情報科学部
〒041-8655 北海道函館市亀田中野町116-2
School of Systems Information Science, Future University
Hakodate
116-2, Kamedanakano-cho, Hakodate, Hokkaido 041-8655,
Japan

さの関係を線形と仮定し、目標となる味の強さに幅を持たせることにより、目標となる味の強さの上・下限を制約条件としてコストを最小化する制約付線形最適化問題に帰着される。そのため、線形計画法によりブレンド比を最適化できる⁽⁴⁾。しかし、この手法では、最適化の結果として得られる製品の甘味、塩味などの味の強さは、目標となる甘味、塩味などの味の強さの上・下限の間のどの値を取るかわからない。目標となる味の強さの上・下限の幅を小さく設定することにより、最適化の結果として得られる製品の味の強さの変動幅は小さくなる。しかし、その一方で、目標となる味の強さの上・下限の幅を小さくすると必ずしも解が得られるとは限らない。そのため、目標となる味の強さの上・下限の幅の調整が難しい。また、ブレンド比と味の強さの関係が非線形の場合には、この手法を適用できない。さらに、使用する原料の最適化問題は組み合わせ最適化問題であり線形計画法では解けない。そのため、味とコストに対して、使用する原料とブレンド比を厳密かつ効率良く最適化することは困難である。

制約条件付き非線形最適化問題を解くための非線形計画法は多くの分野で用いられており、様々な効率的な解法が提案されてきた⁽⁵⁾。前述の原料・ブレンド比最適化問題を非線形最適化問題として定式化した場合、数百～数千種類の原料のブレンド比を状態変数とした制約付き非線形最適化問題となる。そのため、計算時間やメモリの制約から、この問題に通常非線形計画法を適用することは困難である。

幸いなことに、一回のブレンドに使われる原料は高々十数種類である。すなわち、数百～数千種類の原料のブレンド比のほとんどが0となる。解の要素のほとんどが0になるような問題はスパース最適化問題と呼ばれ、様々な解法が提案されてきた^{(6)~(9)}。しかし、これらの方法は、非0の値を解とする変数の数を指定できないため、一回のブレンドに使われる原料数が非現実的に多くなる可能性がある。また、定式化に依存する限界のため、数千種類の原料に対応できない。さらに、原料・ブレンド比最適化問題では、専門のテイスターによる官能評価により複数の試作品の味を評価するため、試作品を作成するために所望の条件を満たす複数の解が必要となる。しかし、文献(6)~(9)の手法では、一度に多くの解を得ることができない。そのため、これらの手法を、原料・ブレンド比最適化問題に適用することは困難である。

そこで、我々は、遺伝的アルゴリズム (GA)^{(10) (11)}を用いて、数千種類の原料の中から一回のブレンドに用いられる十数種類の原料の組み合わせの候補を複数種類選択し、選択された原料を用いて従来の非線形計画法により所望の味を満たすブレンド比を計算した。この手法により、所望される味の製品を提供するための原料およびブレンド比の候補を複数挙げてきた。

本論文では、まず、2節で、ブレンド比の最適化について述べる。次に、3節で、GAを用いて原料およびブレンド比を最適化する方法を述べる。4節では、提案手法の性能

評価結果および今後の課題を示す。最後に、5節で、本論文の提案とその評価をまとめる。

2. ブレンド比の最適化

複数の原料を混合 (ブレンド) して製品を作る際に、原料のブレンド比を調整し、製品の味と原価を最適化する問題を考える。 m_{\max} をブレンドされる原料 (ブレンド原料) の数、 x_m を m 番目のブレンド原料をブレンドする割合 (ブレンド比)、 $\mathbf{x} \stackrel{\text{def}}{=} (x_1, x_2, \dots, x_{m_{\max}})^T$ とする。ここで、 T は転置を表す。また、 \mathbf{x} の要素 x_m ($m \in \{1, 2, \dots, m_{\max}\}$) の総和は1である。

Ψ を全てのブレンド原料の味を表す $m_{\max} \times d_y$ のブレンド原料味行列として、次式で定義する。

$$\Psi \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} \psi_1 & \psi_2 & \dots & \psi_{m_{\max}} \end{bmatrix}^T \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 $\psi_m \stackrel{\text{def}}{=} (\psi_{m;1}, \psi_{m;2}, \dots, \psi_{m;d_y})^T$ はブレンド原料の m 番目の原料 ($m \in \{1, 2, \dots, m_{\max}\}$) の味を表す d_y 次元の味ベクトルであり、味覚センサを用いて測定される。 $\psi_{m;1}, \psi_{m;2}, \dots$ は、甘味や塩味などの強さを表す。 y_k を製品の k 番目の味の強さ、 $\mathbf{y} \stackrel{\text{def}}{=} (y_1, \dots, y_{d_y})^T$ を製品の味ベクトルとする。一般にブレンド比 \mathbf{x} と製品の味ベクトル \mathbf{y} の関係は非線形であり、その関係を次式で表す。

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}_y(\Psi, \mathbf{x}) \dots \dots \dots (2)$$

$\mathbf{y}^* \stackrel{\text{def}}{=} (y_1^*, y_2^*, \dots, y_{d_y}^*)^T$ を製品の味ベクトルの目標値、 W_y を $d_y \times d_y$ 正定行列として、 \mathbf{y}^* と \mathbf{y} の誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ (製品の味ベクトルの誤差) を次式で定義する。

$$\boldsymbol{\varepsilon} \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*)^T W_y (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*) \dots \dots \dots (3)$$

F_C を全てのブレンド原料の価格を要素とする $1 \times m_{\max}$ のブレンド原料価格行列とすると、製品の原価 $cost$ は次式により得られる。

$$cost = F_C \mathbf{x} \dots \dots \dots (4)$$

m 番目のブレンド原料のブレンド比の最小値を $x_{\min;m}$ 、 m 番目のブレンド原料のブレンド比の最大値を $x_{\max;m}$ 、 $\mathbf{x}_{\min} \stackrel{\text{def}}{=} (x_{\min;1}, \dots, x_{\min;m_{\max}})^T$ 、および $\mathbf{x}_{\max} \stackrel{\text{def}}{=} (x_{\max;1}, \dots, x_{\max;m_{\max}})^T$ とすると、 \mathbf{x} に関して以下の制約条件が成り立つ。

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \dots \dots \dots (5)$$

ここで、 $\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}$ は $\forall m$ に対して $x_{\min;m} \leq x_m$ を表す。 $\mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max}$ も同様である。

目的関数 f_{obj} を式 (3) の製品の味ベクトルの誤差および式 (4) の製品の原価を用いて次式で定義する。

$$f_{obj}(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} -w_\varepsilon \boldsymbol{\varepsilon} - w_c cost \dots \dots \dots (6)$$

ここで、 w_ε は製品の味ベクトルの誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ に対する重み、 w_c は製品の原価 $cost$ に対する重みである。

与えられたブレンド原料に対する最適なブレンド比ベク

トルを \mathbf{x}^* とすると, \mathbf{x}^* は以下の最適化問題を解くことにより得られる。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\mathbf{x}} f_{\text{obj}}(\mathbf{x}) \\ \text{subject to} \quad \sum_{m=1}^{m_{\text{max}}} x_m - 1 = 0 \\ \varepsilon_{\text{max}} - \varepsilon \geq 0 \quad \dots\dots\dots (7) \\ c_{\text{max}} - \text{cost} \geq 0 \\ \mathbf{x} - \mathbf{x}_{\text{min}} \geq \mathbf{0} \\ \mathbf{x}_{\text{max}} - \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{array} \right.$$

ここで, ε_{max} は許容される ε の最大値, c_{max} は許容される cost の最大値を表す。

一般に, 製品を製造する際のコストの観点から, ブレンド原料の数 m_{max} はあらかじめ指定された数 (高々十数種類) である。一方, ブレンド原料として使用可能な原料は数千種類におよぶこともある。その中から最適な十数種類を選び, そのブレンド比を求めるには膨大な計算量が必要になる。例えば, 1000 種類の原料から 10 種類の原料を選びそれらをブレンドする場合, ${}_{1000}C_{10} \cong 2.6 \times 10^{23}$ 通りの組み合わせが考えられる。厳密に最適なブレンド原料およびブレンド比を求めるためには, 2.6×10^{23} 通りの組み合わせ全てに対してブレンド比を計算する必要があり, 実用上最適なブレンド原料の選択は不可能である。また, 最終的に専門のテイスターによる官能評価により製品に使われるブレンド原料およびブレンド比を決定するため, 複数の候補 (ブレンド原料およびブレンド比の近似解) が必要とされる。これらの問題を解決するために, GA を用いてブレンド原料を選択し, GA により選択されたブレンド原料に対するブレンド比を非線形最適化問題の解法の一つである Nelder-Mead 法⁽¹²⁾により求める手法を開発した。3 節でその手法について述べる。

3. 遺伝的アルゴリズムに基づく原料・ブレンド比の最適化

〈3・1〉 遺伝的アルゴリズム 遺伝的アルゴリズム (GA) は, 最適化問題を解決するための進化的アルゴリズムの一つである⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。i 番目の個体は染色体に対応する m_{max} 次元のベクトル \mathbf{g}_i を持ち, 個体の優劣は \mathbf{g}_i から計算される適応度 J_i で表される。ここで, 染色体 \mathbf{g}_i の m 番目の遺伝子 $g_{i,m}$ を $g_{i,m} \in \{1, 2, \dots, \hat{m}_{\text{max}}\}$ で定義した。GA は, 優秀な個体を得るために, 選択, 交叉, 突然変異を繰り返すことにより, 染色体 \mathbf{g}_i を改良するアルゴリズムである。GA は解空間を大域的に探索できるため, 局所解に陥りにくいという特徴がある。

本論文では, GA の最も基本的な戦略であるエリート戦略に従い染色体を選択した。個体数を b_{max} とし, 個体の適応度が高い順に \mathbf{g}_i をソートする。その後, $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ の個体を残し, $\mathbf{g}_{N+1}, \dots, \mathbf{g}_{b_{\text{max}}}$ の個体を廃棄する。ここで, $N = b_{\text{max}} \times (1-r)$, r は個体を更新する割合であり, $1 \leq N < b_{\text{max}}$ となるように設定される。次に, $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ からランダムに

2 つのベクトル $\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j$ を選び, \mathbf{g}_i と \mathbf{g}_j を交叉する。交叉する点はランダムに決められる。上記の交叉により生成されたベクトルが, $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ のいずれかと等しい場合, 交叉により生成されたベクトルを乱数により生成されたベクトルに置き換える。その後, 確率 p_M で遺伝子は突然変異を起こす。突然変異を起こした遺伝子の値は, $1, 2, \dots, \hat{m}_{\text{max}}$ の一様乱数で決められる。以下に, 本論文で用いられる遺伝的アルゴリズム (GA) を示す。

[Algorithm1] 遺伝的アルゴリズム (GA)

- (1-1) パラメータ (個体を更新する割合 r , 突然変異率 p_M , 個体数 b_{max}) を与える。
- (1-2) 染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_{b_{\text{max}}}$ の要素 (遺伝子) に 1 から \hat{m}_{max} までの整数を乱数で与え, 初期化する。
- (1-3) 染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_{b_{\text{max}}}$ から適応度 $J_1, \dots, J_{b_{\text{max}}}$ を計算する。
- (1-4) 適応度 $J_1, \dots, J_{b_{\text{max}}}$ および染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_{b_{\text{max}}}$ を, 適応度の値によりソートする。 ($J_i > J_{i+1}$)
- (1-5) 適応度の平均値 $E[J_i]$ が収束すれば終了。収束していない場合, Step(1-6) へ。
- (1-6) 適応度が大きい染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ を残し, 適応度が小さい染色体 $\mathbf{g}_{N+1}, \dots, \mathbf{g}_{b_{\text{max}}}$ を廃棄する。
- (1-7) $n = N$ とする。
- (1-8) 適応度が大きい染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ から, 2 つの染色体 $\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j$ をランダムに選ぶ。
- (1-9) Step(1-8) で選ばれた染色体 \mathbf{g}_i と \mathbf{g}_j を交叉し, 新たに染色体 $\mathbf{g}_{n+1}, \mathbf{g}_{n+2}$ を作成する。交叉ポイントは 2 から $m_{\text{max}} - 1$ までの乱数とする。
- (1-10) Step(1-9) で作成された染色体 $\mathbf{g}_{n+1}, \mathbf{g}_{n+2}$ が以下の条件を満たさない場合, 以下の条件を満たすように, 染色体 \mathbf{g}_{n+1} および \mathbf{g}_{n+2} を乱数で生成する。

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{g}_{n+1} \notin \{\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N\} \\ \mathbf{g}_{n+2} \notin \{\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N\} \\ \mathbf{g}_{n+1} \neq \mathbf{g}_{n+2} \end{array} \right.$$

- (1-11) $n + 2$ が個体数 b_{max} 以上ならば, Step(1-12) へ。そうでなければ $n = n + 2$ として Step(1-8) へ。
- (1-12) 交叉 (Step(1-9),(1-10)) により作成された染色体 $\mathbf{g}_i (N + 1 \leq i \leq b_{\text{max}})$ の各要素 (遺伝子) を, 確率 p_M の突然変異により変更する。
- (1-13) Step(1-12) で作成された染色体 $\mathbf{g}_i (N + 1 \leq i \leq b_{\text{max}})$ が適応度の大きい染色体 $\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$ のいずれかと等しい場合, $\mathbf{g}_i \neq \mathbf{g}_j (1 \leq j \leq N)$ となるように染色体 \mathbf{g}_i を乱数で生成する。
- (1-14) Step(1-3) へ戻る。

〈3・2〉 ブレンド原料・ブレンド比の最適化 \hat{m}_{max} 個の原料から m_{max} 個の原料 (ブレンド原料) を選び, それらを用いて製品を作る際に, ブレンド原料の選択とブレンド

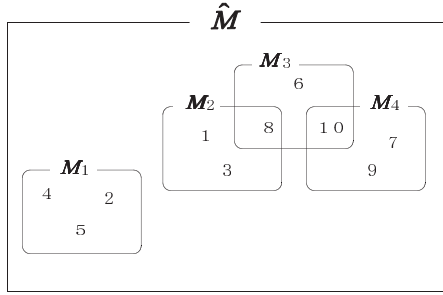


Fig. 1. Example of the relation between \hat{M} and M_i

比の調整により製品の味と原価を最適化する問題を考える。使用可能な原料の番号 $(1, 2, \dots, \hat{m}_{\max})$ の集合を原料集合 \hat{M} 、ブレンド原料の原料番号の集合 (\hat{M} の部分集合) をブレンド原料集合 M_i (要素数 m_{\max})、 M_i の全ての要素から成るブレンド原料番号ベクトルを $\mathbf{g}_i = (g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,m_{\max}})^T$, $g_{i,m} \in \{1, 2, \dots, \hat{m}_{\max}\}$ とする。ここで、 $i \in \{1, \dots, b_{\max}\}$ はブレンド原料集合の番号を表す。 \hat{x}_d を d 番目の原料のブレンド比 ($d \in \hat{M}$)、 $\hat{\mathbf{x}} \stackrel{\text{def}}{=} (\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{\hat{m}_{\max}})^T$ を \hat{M} に属する全ての原料に対するブレンド比ベクトル、 $x_{i,m}$ を i 番目のブレンド原料集合 M_i に属する m 番目 ($m \in \{1, \dots, m_{\max}\}$) のブレンド原料のブレンド比、 $\mathbf{x}_i \stackrel{\text{def}}{=} (x_{i,1}, \dots, x_{i,m_{\max}})$ を M_i に属する全てのブレンド原料に対するブレンド比ベクトルとする。 \mathbf{x}_i の要素 $x_{i,m}$ ($m \in \{1, 2, \dots, m_{\max}\}$) の総和は 1 である。 $\hat{\mathbf{x}}$ の要素 \hat{x}_d には $\forall d \in \hat{M}$ に対して次式を満たすことが要求される。

$$\hat{x}_d = 0 \quad \text{if} \quad d \notin \{g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,m_{\max}}\} \dots (8)$$

上式は、 $\hat{\mathbf{x}}$ の m_{\max} 個の要素以外は 0 となることを意味する。このように、 m_{\max} 個以外の要素が 0 となるような制約 (スパース性) が要求されている最適化問題はスパース最適化問題と呼ばれ、従来から様々な手法が提案されてきた⁽⁶⁾⁻⁽⁹⁾。しかし、 $\hat{\mathbf{x}}$ の次元が数千~数万のような高次元の場合には、 $\hat{\mathbf{x}}$ の L1 ノルムを正則化項として用いた従来のスパース最適化手法により解を求めることは困難である。また、本論文の最適化の対象では、 $\hat{\mathbf{x}}$ の L1 ノルムが制約条件に組み込まれているため、L1 ノルムを正則化項として用いることは、問題設定上好ましくない。さらに、従来の手法では、解の 0 以外の要素の数を指定し、複数の近似解を一度に求めることは困難である。そこで、本節では GA と Nelder-Mead 法を用いてスパース最適化問題を解く手法を提案する。

$\hat{\mathbf{x}}$ の要素を用いると、 \mathbf{x}_i は $\mathbf{x}_i = (\hat{x}_{g_{i,1}}, \hat{x}_{g_{i,2}}, \dots, \hat{x}_{g_{i,m_{\max}}})^T$ と表される。この関係から、 $\hat{\mathbf{x}}$ は次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) \dots (9)$$

ここで、 \mathbf{h}_{tr} は、 \mathbf{x}_i および \mathbf{g}_i から $\hat{\mathbf{x}}$ を構成する関数である。例えば、 $\hat{m}_{\max} = 10$, $\hat{M} \stackrel{\text{def}}{=} \{1, 2, \dots, 10\}$, $m_{\max} = 3$, $b_{\max} = 4$ としたときの \hat{M} と M_i の関係の一例を Fig. 1 に示す。また、 $\mathbf{g}_2 = (1, 3, 8)^T$, $\mathbf{x}_2 = (0.1, 0.5, 0.4)^T$ としたとき、 $\hat{\mathbf{x}}$ は、 $\hat{\mathbf{x}} = (0.1, 0, 0.5, 0, 0, 0, 0, 0, 0.4, 0)^T$ となる。

$\hat{\Psi}$ を \hat{M} に属する全ての原料の味を表す $\hat{m}_{\max} \times d_y$ の原料味行列として、次式で定義する。

$$\hat{\Psi} \stackrel{\text{def}}{=} [\hat{\psi}_1 \quad \hat{\psi}_2 \quad \dots \quad \hat{\psi}_{\hat{m}_{\max}}]^T \dots (10)$$

ここで、 $\hat{\psi}_d$ は \hat{M} に属する d 番目の原料 ($d \in \{1, 2, \dots, \hat{m}_{\max}\}$) の味を表す d_y 次元の味ベクトルであり、 ψ_m と同様に味覚センサにより測定される。製品の味ベクトル \mathbf{y} と $\hat{\mathbf{x}}$ の関係を、2 節と同様に次式で表す。

$$\mathbf{y} = \hat{f}_y(\hat{\Psi}, \hat{\mathbf{x}}) \dots (11)$$

製品の味ベクトルの目標値 \mathbf{y}^* と製品の味ベクトル \mathbf{y} の誤差 ε (製品の味ベクトルの誤差) は 2 節式 (3) と同様に次式で定義される。

$$\varepsilon \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*)^T W_y (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*) \dots (12)$$

\hat{F}_C を \hat{M} に属する全ての原料の価格を要素とする $1 \times \hat{m}_{\max}$ の原料価格行列とすると、製品の原価 $cost$ は次式により得られる。

$$cost \stackrel{\text{def}}{=} \hat{F}_C \hat{\mathbf{x}} \dots (13)$$

また、 \hat{M} に属する d 番目の原料のブレンド比の最小値を $\hat{x}_{\min;d}$ 、原料 d のブレンド比の最大値を $\hat{x}_{\max;d}$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_{\min} \stackrel{\text{def}}{=} (\hat{x}_{\min;1}, \dots, \hat{x}_{\min;\hat{m}_{\max}})^T$ 、および $\hat{\mathbf{x}}_{\max} \stackrel{\text{def}}{=} (\hat{x}_{\max;1}, \dots, \hat{x}_{\max;\hat{m}_{\max}})^T$ とすると、 $\hat{\mathbf{x}}$ に関して以下の制約条件が成り立つ。

$$\hat{\mathbf{x}}_{\min} \leq \hat{\mathbf{x}} \leq \hat{\mathbf{x}}_{\max} \dots (14)$$

式 (12) の製品の味ベクトルの誤差 ε および式 (13) の製品の原価 $cost$ を用いて、目的関数 \hat{f}_{obj} を次式で定義する。

$$\hat{f}_{\text{obj}}(\hat{\mathbf{x}}) \stackrel{\text{def}}{=} -w_\varepsilon \varepsilon - w_c cost \dots (15)$$

式 (11)~(15) は、 \mathbf{x}_i , \mathbf{g}_i , および式 (9) を用いると、以下のように表される。

$$\mathbf{y} = \hat{f}_y(\hat{\Psi}, \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i)) \dots (16)$$

$$\varepsilon \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*)^T W_y (\mathbf{y} - \mathbf{y}^*) \dots (17)$$

$$cost \stackrel{\text{def}}{=} \hat{F}_C \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) \dots (18)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{\min} \leq \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) \leq \hat{\mathbf{x}}_{\max} \dots (19)$$

$$\hat{f}_{\text{obj}}(\mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i)) \stackrel{\text{def}}{=} -w_\varepsilon \varepsilon - w_c cost \dots (20)$$

上式を式 (7) に適用することにより、ブレンド原料・ブレンド比最適化問題は次式で表される。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i} \hat{f}_{\text{obj}}(\mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i)) \\ \text{subject to} \quad \sum_{m=1}^{m_{\max}} x_{i,m} - 1 = 0 \\ \quad \varepsilon_{\max} - \varepsilon \geq 0 \quad \dots (21) \\ \quad c_{\max} - cost \geq 0 \\ \quad \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) - \hat{\mathbf{x}}_{\min} \geq 0 \\ \quad \hat{\mathbf{x}}_{\max} - \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) \geq 0 \end{array} \right.$$

M_i に対する最適なブレンド比ベクトル \mathbf{x}_i^* は上記の最適化問題を解くことにより得られる。しかし, 上式では, \mathbf{g}_i は自然数ベクトル, \mathbf{x}_i は実数ベクトルである。そのため, 上式は \mathbf{g}_i に対する組み合わせ最適化問題と \mathbf{x}_i に対する制約付き非線形最適化問題の混合問題となり, \mathbf{x}_i と \mathbf{g}_i を同時に最適化することは困難である。

そこで, まず, 式 (21) の最適化問題を縮小し, $\exists \mathbf{g}_i$ に対して \mathbf{x}_i を最適化する。すなわち, 式 (21) から \mathbf{g}_i に対する最適化操作を除くことにより, 次式を得る。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\mathbf{x}_i} \hat{f}_{\text{obj}}(\mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i)) \\ \text{subject to} \quad \sum_{m=1}^{m_{\text{max}}} x_{i:m} - 1 = 0 \\ \quad \varepsilon_{\text{max}} - \varepsilon \geq 0 \quad \dots\dots\dots (22) \\ \quad c_{\text{max}} - \text{cost} \geq 0 \\ \quad \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) - \hat{\mathbf{x}}_{\text{min}} \geq 0 \\ \quad \hat{\mathbf{x}}_{\text{max}} - \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{g}_i) \geq 0 \end{array} \right.$$

上式では \mathbf{x}_i の次元 m_{max} が十分小さいことを仮定しているため, 上式は通常の制約付き非線形最適化問題となる。本論文では, スラック変数を導入して上式を等式制約付き非線形問題に変換し, 変換後の問題に対する拡張ラグランジュ関数を Nelder-Mead 法を用いて最大化することにより, 上式の最適解を求めた。

次に, 上式の \mathbf{g}_i を GA を用いて最適化するために, 上式における \mathbf{g}_i を GA における i 番目の個体の染色体とする。また, \mathbf{g}_i に対する上式の解を \mathbf{x}_i^* として, \mathbf{g}_i に対する適応度 J_i を次式で定義する。

$$J_i \stackrel{\text{def}}{=} \hat{f}_{\text{obj}}(\mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i^*, \mathbf{g}_i)) \dots\dots\dots (23)$$

このようにして定義された J_i を用いて, Algorithm 1 を実行する。Algorithm 1 では, 適応度 $J_i (i \in \{1, 2, \dots, b_{\text{max}}\})$ が高い順に, $\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_3, \dots$ および, $\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \mathbf{x}_3^*, \dots$ が得られる。適応度 J_i は, \mathbf{g}_i が示すブレンド原料およびそのブレンド比 \mathbf{x}_i^* により与えられる製品の味ベクトルの誤差および原価に対する評価値である。従って, Algorithm 1 により, 製品の評価値が高い順に, ブレンド原料およびそのブレンド比 (ブレンド原料番号ベクトルおよびブレンド比ベクトル) が得られる。Algorithm 1 では, $J_i (i \in \{1, 2, \dots, b_{\text{max}}\})$ の中で J_1 が最大の値をとる。すなわち \mathbf{g}_1 が最適な染色体となる。従って, 最適解の近似解の第一候補 $\hat{\mathbf{x}}_1^*$ は \mathbf{g}_1 と \mathbf{x}_1^* を用いると, 以下のように表される。

$$\hat{\mathbf{x}}_1^* = \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_1^*, \mathbf{g}_1) \dots\dots\dots (24)$$

同様に, 近似解の第 i 番目の候補は

$$\hat{\mathbf{x}}_i^* = \mathbf{h}_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i^*, \mathbf{g}_i) \dots\dots\dots (25)$$

となる。ここで, あらかじめ指定された $N_{\hat{c}} \geq 1, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{N_{\hat{c}}}$ に対して, 近似解 $\hat{\mathbf{x}}_i^*$ の要素が $\hat{x}_{i:\hat{c}_1}, \dots, \hat{x}_{i:\hat{c}_{N_{\hat{c}}}} > 0$ とならな

ければならない場合, すなわち, $\hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{N_{\hat{c}}}$ の全てが \mathbf{g}_i の要素に含まれなければならない場合, $m_{\text{max}} > N_{\hat{c}}$ として, 染色体 \mathbf{g}_i を $\mathbf{g}_i \stackrel{\text{def}}{=} (\hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{N_{\hat{c}}}, g_{i:N_{\hat{c}}+1}, \dots, g_{i:m_{\text{max}}})^T$ のように定義する。Algorithm 1 では, $g_{i:N_{\hat{c}}+1}, \dots, g_{i:m_{\text{max}}}$ を対象として, 初期化, 交叉, および突然変異を実行することにより, 全ての染色体が $\hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{N_{\hat{c}}}$ を常に含むように Algorithm 1 を実行できる。

4. 性能評価

本節では, 3 節で提案された手法を用いてブレンド原料およびそのブレンド比を最適化し, 提案手法の有効性を示す。

まず, 味センサにより, 目標となる茶飲料の 12 種類の味データを測定し, それらを味ベクトルの目標値 \mathbf{y}^* とした。次に, 味センサにより測定された 1000 種類の原料茶の味データを基に原料味行列 $\hat{\Psi}$ を作成した。また, 一般に, お茶やコーヒーのブレンドでは $\hat{\mathbf{x}}$ と \mathbf{y} の関係はほぼ線形と仮定できるため, 式 (11) における \hat{f}_y を次式で定義した。

$$\hat{f}_y(\hat{\Psi}, \hat{\mathbf{x}}) \stackrel{\text{def}}{=} \hat{\Psi}^T \hat{\mathbf{x}} \dots\dots\dots (26)$$

ここで, ブレンド原料数を 13 とした[†]。味の強さの目標値, 原料に対する味の強さ, および原料に対する価格の例を, Table 1~Table 3 に示す。

Algorithm 1 のパラメータが適応度の収束速度と収束後の値に与える影響を調べるために, 最も重要なパラメータ b_{max}, r, p_M を $b_{\text{max}} = 2048, r = 0.5, p_M = 10^{-3}$ を中心に変更し, 適応度の時間変化を調べた。その結果を Fig. 2~Fig. 4 に示す。ここで, 図の縦軸は上位 5 個の適応度 ($J_1 \sim J_5$) の平均値 ($E[J_i]$) を表す。但し, 適応度の値は GA で使用する乱数に依存するため, 乱数の初期値を変えて Algorithm 1 を

Table 1. Example of target tastes

taste	sourness	bitterness	astringency	umami
target value	-0.198	-0.813	-0.058	0.46

Table 2. Example of tastes for food ingredients

ingredient No.	taste	sourness	bitterness	astringency	umami
	1		-0.986	-1.545	0.056
2		-0.82	-1.377	-0.362	1.05
3		-0.755	-1.105	-0.392	0.894
4		-0.734	-1.223	-0.021	0.815

Table 3. Example of costs for food ingredients

ingredients No.	1	2	3	4
cost	1.0	1.6	3.0	4.8

[†] d_y 次元空間の目標ベクトル (味ベクトルの目標値 \mathbf{y}^*) は一般に d_y 個の d_y 次元ベクトル (原料の味ベクトル) の和で表される。しかし, 本論文の場合, ブレンド比 $\hat{\mathbf{x}}$ の要素の和が 1 という制約があるため, 連立方程式の数が $d_y + 1$ となる。そのため, 少なくとも $d_y + 1$ 個の原料が必要である。今回の実験では $d_y = 12$ であるため, ブレンド原料数を 13 とした。

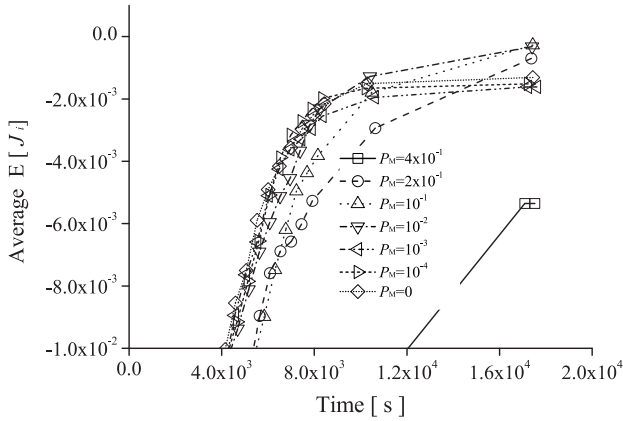


Fig. 2. Change in average $E[J_i]$ for running time ($b_{\max} = 2048, r = 0.5$)

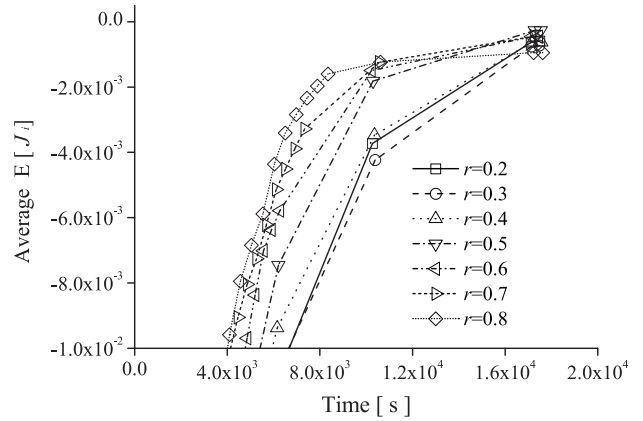


Fig. 4. Change in average $E[J_i]$ for running time ($b_{\max} = 2048, p_M = 10^{-3}$)

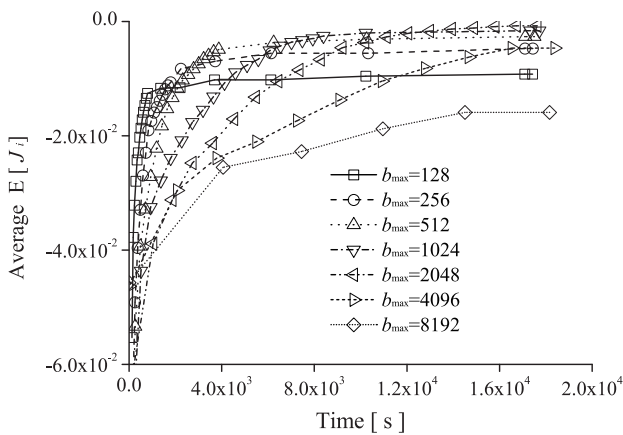


Fig. 3. Change in average $E[J_i]$ for running time ($p_M = 10^{-3}, r = 0.5$)

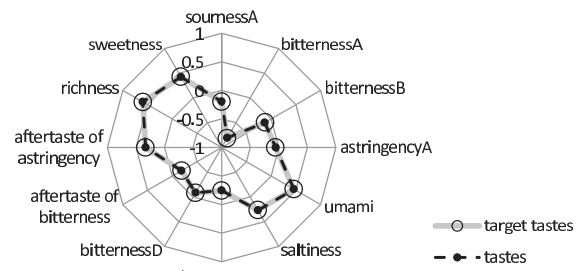


Fig. 5. Tastes obtained from \hat{x}_1^* and target tastes

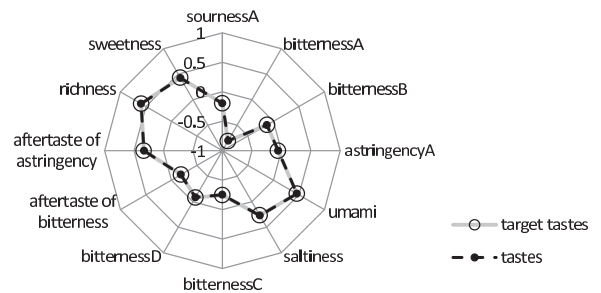


Fig. 6. Tastes obtained from \hat{x}_2^* and target tastes

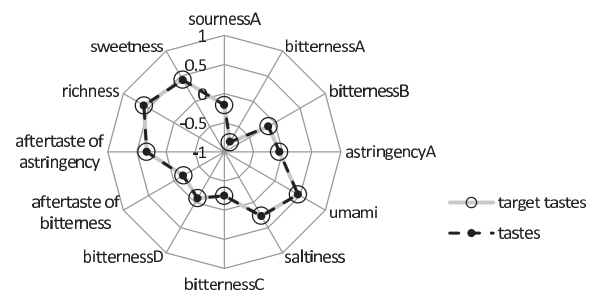


Fig. 7. Tastes obtained from \hat{x}_3^* and target tastes

複数回実行し、その結果得られた $E[J_i]$ を平均した。実行環境は、インテル (R)Xeon(R) プロセッサ X5570(2.93GHz) である。

Fig. 2 は、 $p_M = 0 \sim 4 \times 10^{-1}$ 、 $b_{\max} = 2048$ 、 $r = 0.5$ としたときの実行時間に対する $E[J_i]$ の平均値の変化を表す。図より、実行時間の増加に伴い $E[J_i]$ の平均値が大きくなるのが分かる。また、収束速度と収束後の $E[J_i]$ の平均値より、 $p_M = 10^{-2} \sim 10^{-1}$ が最適であることが分かる。

Fig. 2 と同様に、 $b_{\max} = 128 \sim 8192$ 、 $p_M = 10^{-3}$ 、 $r = 0.5$ としたときの実行時間に対する $E[J_i]$ の平均値の変化を Fig. 3 に示す。収束速度と収束後の $E[J_i]$ の平均値より、 $b_{\max} = 512 \sim 2048$ が最適であることが分かる。

Fig. 2 と同様に、 $r = 0.2 \sim 0.8$ 、 $b_{\max} = 2048$ 、 $p_M = 10^{-3}$ としたときの実行時間に対する $E[J_i]$ の平均値の変化を Fig. 4 に示す。 r の値が大きくなるに従い収束が早く、収束後の値は全ての r に対してほぼ等しくなることが分かる。

$b_{\max} = 2048, p_M = 10^{-2}, r = 0.5$ として提案手法により得られた上位 3 つの味ベクトルおよび味ベクトルの目標値を Fig. 5~Fig. 7 に示す。Fig. 5~Fig. 7 より、得られた味ベクトル y と味ベクトルの目標値 y^* は、ほぼ一致しているこ

とが分かる。また、Fig. 5~Fig. 7 に対応する原料番号およびそのブレンド比を Table 4~Table 6 に示す。これらの図および表より、提案手法により味の誤差が十分小さい複数の近似解が得られたことが分かる。尚、ブレンド比が非常に小さな値の場合、その値は Table 4~Table 6 では 0.0000 と

Table 4. Ingredients' numbers and their blend ratios for \hat{x}_1^*

ingredient No.	blend ratio
8	0.1015
14	0.0463
40	0.3410
55	0.0539
87	0.0000
115	0.3267
331	0.0008
528	0.0081
594	0.0717
597	0.0003
612	0.0218
773	0.0245
799	0.0034

Table 5. Ingredients' numbers and their blend ratios for \hat{x}_2^*

ingredient No.	blend ratio
8	0.1222
14	0.0219
40	0.3166
115	0.3422
116	0.0000
178	0.0079
331	0.0008
430	0.0300
594	0.0687
612	0.0741
773	0.0156
799	0.0000
812	0.0000

Table 6. Ingredients' numbers and their blend ratios for \hat{x}_3^*

ingredient No.	blend ratio
8	0.1008
14	0.0440
40	0.3367
80	0.0000
115	0.3329
178	0.0202
280	0.0047
483	0.0113
594	0.0653
597	0.0017
612	0.0590
773	0.0232
799	0.0002

表されている。このような原料のブレンド比を 0 としても製品の味にはほとんど影響しない。

コーヒーのブレンド問題では、解に対して官能評価を行い、複数の原料をブレンドすることにより味ベクトルの目標値を再現できることを確認している。ただし、この問題は使用可能な原料の数およびブレンド原料数が小さい比較的簡単な問題であるため、今後、原料数の大きな問題に対して官能評価を行い、提案手法の計算精度を改良していく予定である。本論文の目的は、GA を用いたスパース最適化手法の提案と、原料およびブレンド比の最適化問題に対

する基本性能の評価である。そのため、GA の戦略として、最も基本的なエリート戦略を採用した。しかし、エリート戦略にはローカルミニマムにとらわれやすいという欠点がある。そこで、今後、ルーレット戦略を導入し、解を改善する。さらに、ブレンド比の計算アルゴリズムを改善し、パラメータを調整することにより、提案手法を高速化する予定である。

本論文で扱った原料茶のブレンド問題は、各原料の味データが似ている同一カテゴリの原料のブレンド問題であるため、ブレンド比と製品の味ベクトルの関係を線形と仮定できる。しかし、例えばスープのように、味データが大きく異なる原料同士をブレンドして製品を製造する場合は、ブレンド比と製品の味ベクトルの関係を線形と仮定できない。この場合、ブレンド比と製品の味ベクトルの測定値からブレンド比と製品の味ベクトルの非線形な関係を同定する必要がある。現在、ブレンド比と味ベクトルの非線形な関係を同定する手法を開発中である。

5. まとめ

味覚センサにより測定された原料の味データを基に、膨大な種類の使用可能な原料の中からブレンドに使用する原料を選び、それらのブレンド比を計算するアルゴリズムを提案した。まず、遺伝的アルゴリズムを用いて、使用可能な原料の中からブレンドに用いられる十種類程度の原料を選択した。次に、選択された原料を用いて所望の味を満たすブレンド比を非線形計画法を用いて計算した。その結果、所望の味を満たす製品を提供するための原料およびブレンド比を複数列挙できた。

文 献

- (1) 都甲 潔 編：「味覚センサ」, 朝倉書店 (1993)
- (2) H. Ikezaki etc: "Techniques to control sensitivity and selectivity of multi-channel taste sensor using lipid membranes", *Transducers '99* (1999)
- (3) K. Toko: "Biochemical Sensors: Mimicking Gustatory and Olfactory Senses: Order", Pan Stanford Publishing (2013)
- (4) 都甲 潔 監修 石脇智広：「味覚センサを用いたコーヒー創り」, 「食品・医薬品のおいしさと安全・安心の確保技術」, シーエムシー出版, pp.208-213 (2012)
- (5) D.G. Luenberger: *Linear and Nonlinear Programming*, Addison-Wesley Publishing Company, USA (1984)
- (6) R. Tibshirani: "Regression shrinkage and selection via the lasso", *J. Roy. Stat. Soc. B*, Vol.58, No.1, pp.267-288 (1996)
- (7) S.S. Chen, D.L. Donoho, and M.A. Saunders: "Atomic decomposition by basis pursuit", *SIAM J. Sci. Comput.*, Vol.20, No.1, pp.33-61 (1998)
- (8) T. Zhang: "Adaptive forward-backward greedy algorithm for learning sparse representations", *IEEE Trans. Info. Th.*, Vol.57, No.7, pp.4689-4708 (2011-7)
- (9) R. Dong and W. Pedrycz: "Sparse optimization using a mixed GA-PSO optimization framework", *Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*, pp.1862-1866 (2010)
- (10) D.E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, USA (1989)
- (11) J.H. Holland: "Genetic algorithm", *Scientific American*, pp.66-72 (1992-7)
- (12) J.A. Nelder and R. Mead: "A simplex method for function minimization", *Comp. J.*, Vol.7, pp.308-313 (1965)

佐藤雅子（非会員）1989年筑波大学第三学群情報学類卒業。同年㈱東芝研究開発センター入社。ATM交換機のOS開発およびモバイル端末のアプリケーション開発に従事。1997年同社退職。2012年より㈱インテリジェントセンサーテクノロジーテクニカルスタッフ。原料・ブレンド比最適化ツール開発に従事。



池崎秀和（正員）1986年早稲田大学理工学研究科修士課程修了。同年アンリツ㈱入社。味覚センサの研究開発に従事。2002年同社退職。同年㈱インテリジェントセンサーテクノロジーを設立。現在同社代表取締役社長。博士（工学）九州大学。九州大学客員教授。井上春成賞，ものづくり日本大賞特別賞，飯島記念食品科学振興財団技術賞受賞。



佐藤仁樹（非会員）1987年早稲田大学理工学研究科修士課程修了。同年㈱東芝研究開発センター入社。音声のバケット化，ATM網のトラヒック制御，およびインターネットの輻輳制御の研究に従事。2000年4月より㈱ワイ・アール・ピー移動通信基盤技術研究所に出向。移動通信網の送信電力制御，輻輳制御，及びインターネットTV会議システムの研究に従事。2002年より公立はこだて未来大学にて，非線形システムの解析及び最適化の研究に従事。博士（情報科学）早稲田大学。

